دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

"مقاله پژوهشی"

بررسی کارآیی روش‌های نمونه‌برداری داده‌های مشاهداتی بر پهنه‌بندی قابلیت نفوذ آب در خاک با روش ماکزیمم آنتروپی

مریم سادات جعفرزاده[۱]، ناصر طهماسبی پور[۲]، علی حقی‌زاده[۳]، حمیدرضا پورقاسمی[۴] و حامد روحانی[۵]

۱ و ۳- دانشجوی دکتری علوم و مهندسی آبخیزداری و دانشیار، دانشگاه لرستان
۲- دانشیار، گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشگاه لرستان، (نویسنده مسوول: ntahmasebipour@yahoo.com)
۴- دانشیار گروه مرتع و آبخیزداری دانشگاه شیراز
۵- استادیار گروه مرتع و آبخیزداری دانشگاه گنبد کاووس
تاریخ دریافت: ۹۸/۱/۲۲ تاریخ پذیرش: ۹۹/۱/۸
صفحه: ۹۶ تا ۱۱۰

چکیده

روش‌های مدل‌سازی آماری مبنی بر روش‌های رگرسیونی چندمتغیره و نیازمند داده‌های حضور و عدم حضور برای ساخت مدل می‌باشند. در اغلب موارد داده‌های عدم حضور قابل اطمینان وجود ندارد. بنابراین از دیگر روش‌هایی که تنها مبتنی بر داده‌های حضور پدیده موردنظر هستند، استفاده می‌شود. بدر این مقاله به‌منظور بررسی مناطق دارای قابلیت نفوذ، سه روش نمونه‌برداری بوت استرپ، اعتبارسنجی متقابل یا متقاطع (CV)[۱] و زیرنمونه‌گیری، با استفاده از روش ماکزیمم آنتروپی در حوزه آبخیز ماربره مورد مطالعه قرار گرفت. برای انجام پژوهش حاضر، نقشه نقاط دارای نفوذپذیری اندازه‌گیری شده در حوزه آبخیز ماربره با استفاده از استوانه مضاعف، به عنوان پارامتر وابسته در فرایند آموزش و آزمون از طریق بازدید صحرایی و برداشت میدانی تهیه شد. همچنین به دلیل گستردگی سطح حوزه و هزینه بر بودن فرآیند نمونه‌برداری، از اطلاعات مطالعات قبلی صورت گرفته در منطقه مانند گزارش جامع ازنا الیگودرز و همچنین مطالعات توجیهی حفاظت خاک و آبخیزداری حوزه‌های آبخیز ماربره و بخشی از رودخانه تیره در شمال دورود، که از شرکت آب منطقه‌ای استان لرستان تهیه گردید استفاده شد. نمودار عامل ROC برای صحت سنجی استفاده شد. مقدار AUROC یا سطح زیر نمودار برای روش‌های بوت استرپ، متقابل و زیرنمونه‌گیری، به ترتیب برابر با ۰/۹۵۵، ۰/۹۵۱ و ۰/۹۵۲ می‌باشد که نشان‌دهنده صحت نتایج حاصل از مدل‌سازی می‌باشد. نتایج نهایی نشان داد که هر کدام از پارامترها در هر یک از این سه روش تا حدودی متفاوت از هم بودند که این اختلاف در فاکتورهای تراکم زهکشی، کاربری اراضی و بافت خاک نسبتا بیشتر مشاهده شد. بر اساس نتیجه حاصل از شاخص عملکرد، اختلاف بسیار جزئی بین هر یک از سه روش نمونه‌برداری مشاهده شد بطوریکه می‌توان تفاوت آنها را در ارتباط با استراتژی‌های متفاوت‌شان دانست و این اختلاف در خروجی فرایند مدل‌سازی پدیده مورد نظر ارتباطی به تنوع پدیده مورد مطالعه ندارد. علی رغم افزایش تعداد پیسکل‌های مناطق با قابلیت نفوذ بالا در روش نمونه‌برداری بوت استرپ نسبت به دو روش دیگر، عملکرد مدل پهنه‌بندی قابلیت نفوذ به صورت جزیی افزایش نشان داد (AUROC =۰/۹۵۵٪). در این مطالعه با توجه به بررسی‌های انجام شده، روش بوت استرپ با توجه به تعداد کم داده‌های نمونه‌برداری نسبت به سطح بسیار وسیع حوزه مطالعاتی برای مدل‌سازی نقاط تغذیه حوزه مورد نظر توصیه می‌شود. با توجه به سطح بسیار زیاد منطقه مورد مطالعه، پیشنهاد می‌شود برای بررسی مطالعات مشابه، این شبیه‌سازی برای دقت هرچه بیشتر، در سطوح حوزه‌های کوچکتر و یا برای حوزه‌های وسیع با داده بیشتری انجام شود.

واژه‌های کلیدی: بوت استرپ، تغذیه، کراس ولیدیشن، نفوذپذیری، مکسنت

مقدمه

مدل‌سازی مکانی به معنای استفاده از یک مدل توزیع مکانی به منظور یافتن مکان مناسب برای برخی پدیده‌ها، می‌باشد که این مدل‌ها توانایی استفاده برای دو هدف کمی منطقه‌بندی و پیش‌بینی را دارا می‌باشند. در واقع منطقه‌بندی به معنای انتقال یافته‌ها از منطقه مورد مطالعه به یک منطقه بزرگتر است. در ژئومورفولوژی، چارچوب متدولوژیکی برای منطقه‌سازی وقوع یک فرآیند یا شکل زمین "نقشه‌برداری ژئومورفولوژیکی پیش‌بینی" نامیده می‌شود (۳۰). این عمل می‌تواند در کاهش زمان، هزینه و تا حدی ذهنی در ارتباط با نقشه‌برداری ژئومورفولوژیکی منطقه‌ای مفید باشد (۶۳). از طرف دیگر مدل‌ها برای شناسایی و شبیه‌سازی وضعیت آتی مناطقی که پدیده مورد بررسی ممکن است در آنها رخ دهد (در حالیکه در شرایط فعلی، اثری از آن مشاهده نمی‌شود)، استفاده می‌شوند. در ارزیابی ریسک، احتمال وقوع یک رویداد (مکانی)، عامل مهمی از نظر خطر است، اگرچه برای فرمول‌بندی کامل نیز نیاز به در نظر گرفتن احتمال زمانی و رابطه بین فراوانی و وقوع آن رخداد وجود دارد (۲۰).

برای استفاده از یک مدل برای پیش‌بینی، باید نمونه‌برداری انجام شود و پارامترهای مدل براساس آن نمونه برآورد شوند. نمونه‌برداری ضروری است، زیرا واحدهای رویدادی و غیر رویدادی به صورت خودکار وابستگی مکانی را نشان می‌دهند و داده‌های وابسته به راحتی بطور قابل توجهی به رد فرضیه‌های صفر و اعلام نادرست پارامترها منجر می‌شوند؛ Legendre (۲۸) و Van Den Eeckhaut و همکاران (۶۴) چنین حالتی را برای مدل‌های اکولوژیکی توضیح می‌دهند. انتخاب متغیرهای پیش‌بینی به انتخاب نمونه بستگی دارد (۱۸) و هدف هر مدل آسیب‌پذیری باید ارائه یک پیش‌بینی قابل اعتماد و قابل تکرار باشد. این پیش‌بینی نباید به نمونه‌ای که برای انتخاب متغیرها انتخاب شده و پارامترهای مدل را برآورد می‌کند، بیش از حد وابسته باشد. در بعضی مطالعات از تمام داده‌های موجود برای برآورد پارامترهای مدل استفاده

1- Cross Validation (CV)

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

می‌کنند (مانند ۴۱،۵۶). اکثر مطالعات تنها از یک روش نمونه‌برداری واحد استفاده کردند (مانند ۳،۶۴،۳۴،۶۶،۴۲،۵۵) که اندازه آن معمولا به تعداد چشمه‌ها یا تعداد و سطح لغزش‌ها بستگی دارد. از آنجا که عوامل زمینی به عنوان متغیرهای مستقلی که در ارتباط با متغیر وابسته هستند، مورد استفاده قرار می‌گیرند، لذا درجه خودهمبستگی عوامل زمینی باید در روش نمونه‌گیری مورد توجه قرار گیرد. به منظور مقابله با مسئله اتکا براساس خودهمبستگی مکانی، برخی از محققان یک سلول رستری را برای هر پهنه‌بندی پتانسیل و خطر در سطح مورد نظر بر مبنای سیستمی انتخاب می‌کنند. دلیل اصلی پهنه‌بندی ژئومورفولوژیکی پیش‌بینی، وقت‌گیر و دشوار بودن نقشه‌برداری در سطح وسیع، خصوصا در مناطق دور افتاده یا غیر قابل دسترسی می‌باشد (۵۴،۳۰،۶۳،۵۷،۲۳،۲۹). با توجه به وابستگی نتایج مدل به نمونه، Brenning (۷) به منظور مقایسه مقادیر خطای نمونه‌هایی با اندازه‌های مختلف و روش‌های آماری، ۵۰ نمونه برداشت کرد. Beguería (۵) و همچنین Guns و Vanacker (۱۸) برای ارزیابی درستی نتایج با توجه به نمونه‌برداری، از ۵۰ تکرار استفاده کردند. Van Den Eeckhaut و همکاران (۶۴)، ترکیبی از ۲۵ مدل از نمونه‌های مختلف از داده‌های‌شان را محاسبه نمودند. Hjort و Marmion (۲۳) از نمونه‌گیری تکراری به منظور بررسی اثر اندازه داده‌ها بر قدرت پیش‌بینی مدل‌های رگرسیون لجستیک چندگانه (بین سایر مدل‌ها) برای پهنه‌بندی ژئومورفولوژیکی پیش‌بینی استفاده کردند. در مطالعات قبلی روش‌های مختلفی برای پتانسیل‌یابی آب‌های زیرزمینی بکار گرفته شده است (۲۲،۱،۳۳). بررسی تاثیر نتایج نهایی مدل به نمونه‌های وابسته تصادفی، غالبا نادیده گرفته شده است.

دلایل دیگر برای محدود کردن اندازه نمونه، بیش پارامتر کردن و بیش برازی مدل است (۲۳). افزایش اندازه نمونه سبب کاهش خطاهای استاندارد و فاصله اطمینان در برآورد پارامترها می‌گردد. در انتخاب یک مدل گام به گام مبتنی بر اهمیت، انتظار می‌رود که نمونه‌های بسیار بزرگ، گنجاندن متغیرهای بیشتر و بیشتری را تسهیل کنند (خطر بیش برازش پارامترها). بیش از حد بودن اطلاعات، الزاما به عملکرد بهتر مدل منجر نمی‌شود. Stockwell و Townsend Peterson (۶۲) عبارت "شیب" را که در آن داده‌های جدید، به مقدار کمی به عملکرد مدل می‌افزاید، توصیف میکنند. در بعضی موارد، ورود داده‌های بیشتر حتی عملکرد بدتری را به دنبال دارد، زیرا یک مدل مناسب برای یک مجموعه بسیار مشخص از اطلاعات ممکن است بر اطلاعات جدید ضعیف عمل کند (خطر بیش برازش). هرچند Brenning (۷)، با این حال، بیان می‌کند که بیش برازش، بر خلاف روش‌های یادگیری ماشینی (۴۴) مشکل جدی برای رگرسیون لجستیک نیست.

اغلب روش‌های مدل‌سازی آماری مبتنی بر روش‌های رگرسیونی چند متغیره ساده و نیازمند داده‌های حضور و عدم حضور برای ساخت مدل می‌باشند. در اغلب موارد داده‌های عدم حضور قابل اطمینان وجود ندارد. بنابراین از دیگر روش‌هایی که تنها مبتنی بر داده‌های حضور پدیده موردنظر هستند استفاده می‌شود[۱]. از جمله یکی از این روش‌ها می‌توان روش ماکزیمم آنتروپی را نام برد. این روش برای بررسی و ارائه پیش‌بینی یک پدیده، دو فرایند را طی می‌کند:

I. در مرحله اول (واسنجی) با استفاده از داده‌های مشاهداتی آموزش می‌بیند (با نمونه‌برداری بصورت تصادفی) و بر اساس روابط موجود بین متغیرهای مستقل و وابسته، الگوریتمی را ارائه می‌دهد.

II. در مرحله بعدی، بر اساس این الگوریتم، فاز بعدی، یعنی مرحله آزمون یا اعتبارسنجی انجام می‌شود.

بررسی نتیجه دسته‌بندی بر روی داده‌های آموزشی پذیرفتنی نیست، بلکه باید" قدرت تعمیم‌پذیری روش" را مورد ارزیابی قرار داد. معیار کارایی یک الگوریتم، خطای دسته‌بندی بر روی داده‌های آزمون است. حتی با جدا کردن داده‌های آموزش و آزمون، یک بار بررسی کفایت نمی‌کند. ممکن است مجموعه داده‌ها کم و یا دارای داده‌هایی خاص (نویز و ....) باشند که بر نتیجه کلی اثرگذار خواهند بود. برای کاهش اثر عوامل تصادفی (داده‌های آموزشی)، از یک الگوریتم برای ایجاد دسته‌بندی‌های متفاوت استفاده می‌شود (۳۲).

مطالعات زیادی برای درک اثر اندازه نمونه‌های زمینی لغزش بر روی نقشه‌بندی و پیش‌بینی حساسیت انجام شده است (۲۳،۲۱،۴۴). Hjort و Marmion (۲۳)، اثر اندازه نمونه بر حساسیت فرآیند ژئومورفولوژیکی مانند لغزش خاک و یخ‌زدگی لایه زیرین خاک را در مساحت ۶۰۰ کیلومتر مربعی با استفاده از قدرت تفکیک مدل ۱ و ۲۵ هکتاری بررسی کردند. آنها دریافتند که برای عملکرد کافی مدل، ایجاد مقادیر AUC با دامنه بین ۰،۸ و ۰،۹۵، ۱۰۰ تا ۲۰۰ نمونه، برای یک مجموعه داده ۱۷۰۰ نقطه‌ای مورد نیاز است. Heckmann و همکاران (۲۱) از ۱۰۰۰ زیرمجموعه بدون زمین لغزش را بادامنه اندازه نمونه ۵۰ – ۵۰۰۰ پیکسل با رزولوشن ۵ متری در دو منطقه کوچک ۷ و ۱۹ کیلومتر مربعی نمونه‌برداری کردند. آنها حداقل ۳۰۰– ۳۵۰ پیکسل بدون لغزش را با توجه به نسبتی از ۱ به ۳/۷ تا ۱ به ۴/۳ (۳۰۰ : ۸۱ – ۳۵۰ : ۸۱) و حصول سطح زیر منحنی ROC به مقدار ۰/۸۳ را پیشنهاد می‌کنند. Petschko و همکاران (۴۴)، نسبت ۱ به ۱ پیکسل‌های زمین لغزش به عدم لغزش را با قدرت تفکیک‌پذیری ۵ متری در منطقه‌ای به وسعت ۱۵/۸۵۰ کیلومتر مربع بکار برد. نتایج این مطالعه نشان داد که با افزایش اندازه نمونه از ۵۰ تا ۱۲/۵۶۲ پیکسل (تعداد کل زمین لغزش‌ها)، مقدار سطح زیر منحنی ROC از ۰/۷۶ به ۰/۸۴ با یک شیب ملایم حدود ۳۲۰۰ پیکسل و یا ۲۵ درصد موجودی لغزش، افزایش می‌یابد. منابع نشان می‌دهند که هیچ درصد ثابت ایده‌آل یا نسبتی بین اندازه نمونه لغزش و غیر لغزش وجود ندارد و بیشتر وابسته به تکنیک آماری بکار رفته در تعیین آسیب‌پذیری می‌باشد.

مطالعات زیادی در رابطه با مدل‌های ماشینی مانند مدل ماکزیمم آنتروپی یا سایر مدل‌ها در زمینه‌های مشابه مانند پتانسیل‌یابی آب‌های زیرزمینی (۶۷،۳۹،۲۶)، پتانسیل‌یابی چشمه‌ها و قنات‌ها (۳۶،۳۷،۳۸،۴۳،۱۲) و یا حتی آب‌های سطحی مانند بررسی سیلاب‌ها (۶۰،۵۹،۱۵،۲۵) انجام شده

۱- سایت فراگیر علمی تخصصی محیط زیست (SUOE.ir)

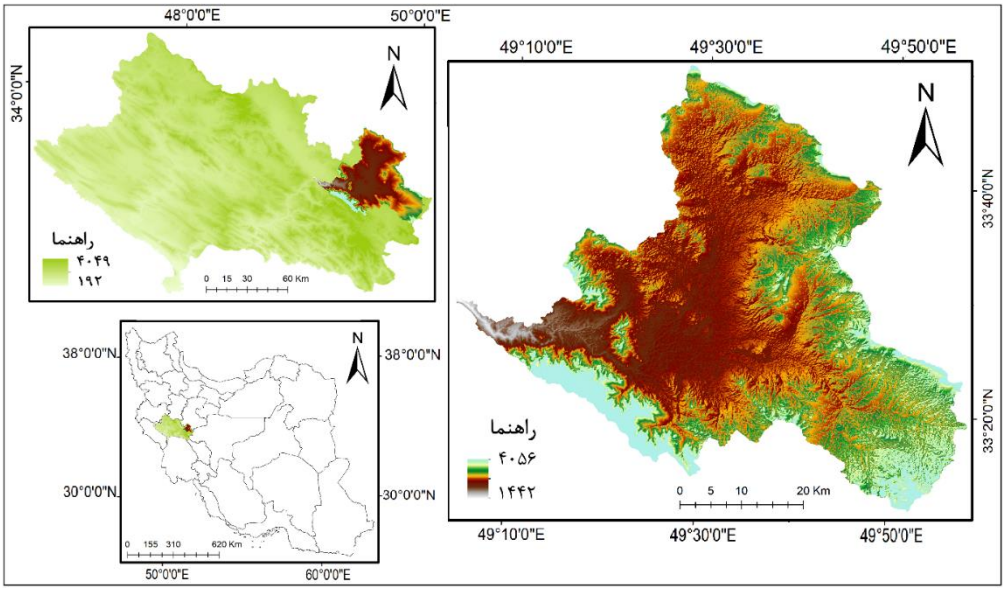
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

است. علی‌رغم آنکه روش ماکزیمم انتروپی به صورت گسترده در پهنه‌بندی آب زیرزمینی، زمین لغزش و خندق استفاده شده است، اما تاثیر روش نمونه‌برداری در آموزش مدل و در نتیجه اثر آن بر عملکرد مدل پیش‌بینی مورد بررسی قرار نگرفته است. لذا هدف از مقاله حاضر، بررسی اثر روش‌های نمونه‌برداری بوت استرپ، متقابل و زیرنمونه‌گیری بر عملکرد پهنه‌بندی قابلیت نفوذ در حوزه آبخیز کوهستانی ماربره در استان لرستان است. بدین منظور از مدل ماکزیمم آنتروپی در پهنه‌بندی قابلیت نفوذ استفاده می‌شود. در این مقاله با استفاده از منحنی ROC به بررسی تاثیر سه روش نمونه‌برداری ذکر شده بر عملکرد مدل ماکزیمم انتروپی پرداخته شد.

مواد و روش‌ها

منطقه مطالعاتی

حوزه آبخیز ماربره از زیرحوزه‌های مهم استان لرستان است که محدوده سه شهر ازنا، الیگودرز و دورود را در بر می‌گیرد. سطح حوزه حدود ۲۵۶۰ کیلومتر مربع بوده و ارتفاع متوسط آن از سطح دریا ۲۷۴۹ متر می‌باشد. حوزه مطالعاتی در محدوده جغرافیایی $49^{o}30$ -$49^{o}57$ طول شرقی و $33^{o}12$ - $33^{o}51$ عرض شمالی قرار گرفته و اقلیم آن بر اساس روش آمبرژه، از نوع اقلیم نیمه خشک و سرد می‌باشد. کاربری‌های زراعت (۴۹/۶ درصد) و مرتع (۴۳/۴ درصد) به‌عنوان کاربری اصلی حوزه مشص شدند. محدوده هیدرولوژیکی حوزه مورد نظر در شکل شماره ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوزه مطالعاتی
Figure 1. Location of study area

مدل ماکزیمم آنتروپی

روش ماکزیمم آنتروپی یک مدل آماری و یکی از الگوریتم‌های رایج یادگیری ماشینی است (۴۵،۵۳،۴۹) که اصل ماکزیمم آنتروپی یا حداکثر آشفتگی (قانون دوم ترمودینامیک) را بیان می‌کند. این مدل گویای توزیع گونه یا پدیده موردنظر بر اساس قوانین ترمودینامیک است. بعبارتی، طبق قانون دوم ترمودینامیک، فرآیند یا پدیده یا گونه، در یک سیستم بسته، در مسیر حداکثر آشفتگی پیش می‌رود و در صورت عدم تاثیر عوامل محدودکننده در مدل، توزیع مکانی پدیده یا گونه، به حداکثر آنتروپی تمایل دارد. برای اجرای این روش از مدل ماکزیمم انتروپی استفاده شد به صورتیکه داده‌ها در محیط ArcGIS 10.6 تهیه و به فرمت ASCII تبدیل شدند. فایل نقاط نیز با استفاده از نرم‌افزار SPSS به فرمت csv. تبدیل و سپس به نرم‌افزار MaxENT معرفی شدند.

آماده‌سازی داده‌ها

همانند هر رویکرد آماری، روش ماکزیمم آنتروپی نیز به فهرستی از اهداف (در اینجا: نقشه پتانسیل نفوذ) برای متغیر وابسته و نقشه‌های (به‌طور بالقوه) تأثیرگذار به عنوان متغیرهای مستقل که در واقع ژئوفاکتورها یا عوامل زمینی نامیده می‌شود نیاز دارد. اطلاعات مورد نیاز به منظور انجام مطالعه حاضر شامل عوامل محیطی و مورفولوژیکی موثر بر نقاط دارای پتانسیل نفوذپذیری و تغذیه آب‌های زیرزمینی هستند (۴۰،۵۱،۹). در این پژوهش از هفت لایه اطلاعاتی فاکتورهای مورفولوژیکی و محیطی مختلف استفاده شد. بر اساس مرور منابع انجام شده (۹،۲۴،۴۸،۱۷،۸)، این لایه‌ها نسبت به فاکتورهای محیطی و ژئومورفولوزیکی، اثر بیشتری بر نفوذپذیری جریان‌ها داشته‌اند نقشه لایه‌های ورودی مدل در شکل شماره ۲ ارائه شده است.

مدل رقومی ارتفاعی (DEM)[1]

برای توصیف کمی زمین از فرآیند تجزیه و تحلیل سطح رقومی زمین از مورفومتری که مبتنی بر استخراج اطلاعات از مدل‌های رقومی ارتفاعی (DEM) بر پایه معادلات ریاضی و اشکال هندسی می‌باشد، استفاده می‌گردد. مدل رقومی ارتفاع شامل مجموعه‌ای از نقاط ارتفاعی است که به صورت مکانی

1- Digital Elevation Model

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

ثبت می‌شوند و مجموع سطح توپوگرافی را توصیف می‌کنند (۴۶،۳۵). در مقاله حاضر نقشه DEM منطقه با استفاده از تصاویر ماهواره ASTER و با قدرت تفکیک سلولی ۳۰ ×۳۰ متری در محیط نرم‌افزار ArcGIS 10.6 تهیه شد.

شیب

شیب از جمله عوامل موثر در تغذیه مصنوعی می‌باشد. شیب مشتق درجه اول از مدل رقومی ارتفاع و عامل مهمی در ارزیابی بی‌ثباتی شیب حوزه است و اغلب در نقشه‌برداری حساسیت تغذیه مصنوعی استفاده می‌شود (۲۷،۶۰،۴۷،۲،۱۹). کاهش شیب، سبب کم شدن سرعت حرکت رواناب‌های سطحی و نفوذ آن‌ها به عمق می‌گردد.

تراکم زهکشی

لایه تراکم زهکشی حوزه مورد بررسی نیز با استفاده از نقشه مدل رقومی ارتفاع در محیط نرم‌افزاری ArcGIS 10.6 تهیه گردید. لایه تراکم زهکشی منطقه عمدتا در بخش‌های مرکزی حوزه، تراکم بالایی داشت. مقدار این لایه بین ۰- ۱/۳۹ و با استفاده از رابطه ۱ محاسبه گردید:

$$Dg = \sum_{k=1}^{k=n} \frac{Dg}{S} \ (km^{-1}) \qquad \text{رابطه (۱)}$$

کاربری اراضی

نوع کاربری‌ها اهمیت بسیار بالایی در فرآیندهای نفوذ، تبخیر و فرسایش دارند. لایه کاربری اراضی نیز به‌عنوان یکی دیگر از پارامترهای ورودی برای بررسی پدیده موردنظر تهیه و استفاده شد. نقشه کاربری اراضی حوزه بعد از دانلود (۶۵)[1] تصاویر ماهواره لندست ۸ مربوطه به منطقه مورد مطالعه، در محیط نرم‌افزاری ENVI 5.3 با روش طبقه‌بندی نظارت شده حداکثر احتمال، تهیه گردید. مشخصات مربوط به تصویر در جدول شماره ۱ ارائه شده است. کلاس‌های کاربری اراضی حوزه همراه با سطح مربوط به هر یک، در جدول شماره ۲ قابل مشاهده می‌باشد. عمده کاربری حوزه مربوط به کلاس زراعت و مراتع بدست آمد.

جدول ۱- مشخصات تصویر مورد استفاده از ماهواره لندست ۸

Table 1. Image Properties prepared by Landsat 8

تاریخ تصویربرداری (میلادی)	تاریخ تصویربرداری (شمسی)	تعداد باند	ردیف
۲۰۱۸ /۰۶/۱۷	۱۳۹۷ / ۰۳ / ۲۷	۱۱	۳۷-۱۶۵

جدول ۲- کلاس‌های کاربری اراضی حوزه و سطح هر کلاس

Table 2. Land use of the study watershed

کلاس کاربری	سطح (Km^2)	کلاس کاربری	سطح (Km^2)
کشاورزی	۱۲۶۹/۱	مرتع	۱۱۰۹/۹
زمین بایر	۴۴/۸	برونزد سنگی	۸/۵
جنگل	۵۳/۹	منطقه مسکونی	۱۳/۸
باغ	۵۸/۷	آب	۱/۱

سنگ‌شناسی

پارامتر دیگری که نقش بسیار تعیین‌کننده‌ای در پتانسیل‌یابی نقاط تغذیه دارد، لایه لیتولوژی یا سنگ‌شناسی منطقه است (۵۲،۱۰،۵۵). این لایه برای حوزه مورد بررسی با استفاده از نقشه زمین‌شناسی حوزه که از مرکز تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی و منابع طبیعی استان لرستان تهیه گردید، بدست آمد. حوزه مطالعاتی دارای ۲۶ لایه سنگ‌شناسی، از جمله آهک مارن‌دار، آهک خاکستری، شیل، سیلتستون، ماسه سنگ و انیدریت بوده که از این بین، دو کلاس Qft1 و Qft2 که مربوط به رسوبات دوره کواترنری هستند، دارای حساسیت بیشتری نسبت به نفوذپذیری می‌باشند.

فاصله از رودخانه

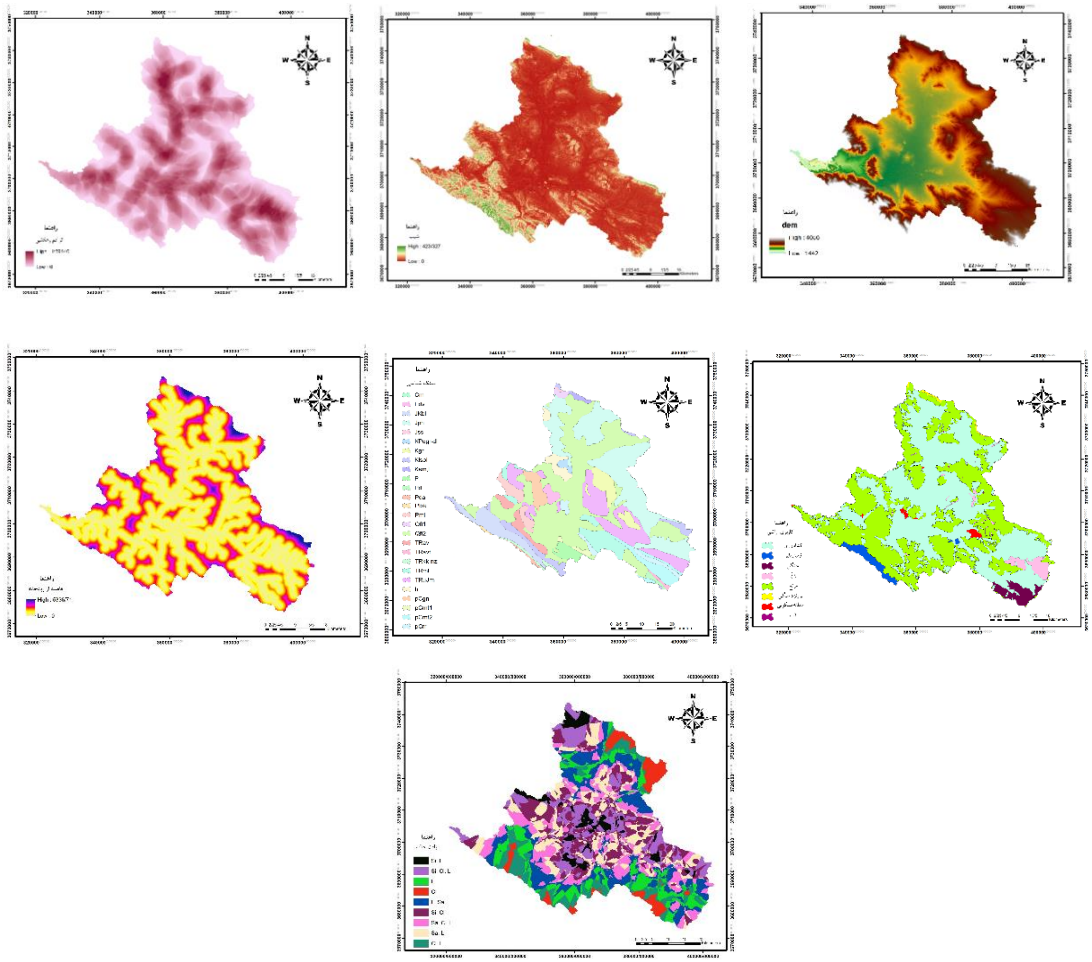
شاخص فاصله از مسیر آبراهه‌ها بدین منظور مورد توجه قرار می‌گیرد که آبراهه‌ها با ایجاد شیارها و گسستن لایه‌های به هم پیوسته خاک، باعث افزایش نفوذ آب‌های سطحی می‌گردد. همچنین باعث ناپایداری دامنه‌ها و تغییر شیب در منطقه می‌گردند که خود باعث ایجاد سطوح ضعف در دامنه‌ها است و سازه‌های اطراف را تحت تأثیر قرار می‌دهند (۶). این لایه نیز با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS 10.6 تهیه گردید.

بافت خاک

نقشه بافت خاک منطقه از اداره مرکز تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی و منابع طبیعی استان لرستان دریافت شد. بر اساس این نقشه، بافت خاک منطقه متشکل از ۹ کلاس خاک بود که کلاس‌های شنی- رسی- لومی و شنی- لومی، بیشترین قابلیت نفوذ را داشتند.

1- www.Earthexplorerusgs.gov

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]



شکل ۲- نقشه لایه‌های ورودی مدل برای پتانسیل‌یابی مناطق دارای قابلیت تغذیه در حوزه آبخیز ماربره
Figure 2. Model input layers to determine the areas with recharge potential in Marboreh watershed

روش‌های نمونه‌برداری

روش بوت استرپ (Bootstrap)

روش بوت استرپ از روش‌های ناپارامتریک و تکنیک‌های بازنمونه‌گیری طبقه‌بندی شده و برای برآورد خطای استاندارد و فاصله اطمینان استفاده می‌شود. این روش، روشی ساده اما قوی از روش نمونه‌گیری مونت کارلو است که برای تعیین دقت آماری یا برآورد توزیع از پارامترهای نمونه به‌کار می‌رود. نمونه تصادفی اولیه را به عنوان چارچوب جامعه در نظر می‌گیرد و سپس نمونه‌های مونت کارلو را از خود نمونه اولیه با جایگذاری انتخاب می‌کند. دراین روش هیچ فرض پارامتری در مورد جامعه ای که نمونه مورد نظر از آن تولید شده وجود ندارد. برای این کار یک توزیع یکنواخت گسسته روی نمونه تصادفی در دسترس در نظر گرفته می‌شود (۵۲). بعبارتی، روش بوت استرپ، نمونه‌گیری از یک نمونه می‌باشد که با تکیه بر یک نمونه شخصی انجام می‌شود که آن نمونه شخصی تنها منبعی است که یک محقق برای تحقیق در اختیار دارد و این بر اهمیت روش بوت استرپ می‌افزاید. دو پیش فرض این روش عبارتند از (۶۲): (i) نمونه، نمونه معتبری از جمعیت است و (ii) بوت استرپ نمونه‌ای را با جایگزینی از نمونه اصلی خواهد گرفت که هر نمونه گرفته شده با این روش، مستقل ولی دارای توزیع برابرند. به عبارتی نمونه‌های گرفته شده با این روش دارای توزیع جمعیت برابرند ولی هر نمونه مستقل از نمونه‌های دیگر است. اگر تعداد کمی از اطلاعات حضور موجود باشد و با تکرار کم (مثلا ۱۰۰ تکرار) بخواهید انجام دهید، بوت شدن ممکن است تنها گزینه شما باشد. در این روش N نمونه با جایگذاری انتخاب می‌شود. احتمال انتخاب یک نمونه $\frac{1}{N}$ است. احتمال این که یک نمونه N بار انتخاب نشود:

$$\left((1-\frac{1}{N})^N\right) \approx e^{-1} = 0.368 \qquad \text{رابطه (۲)}$$

در نتیجه می‌توان گفت هر بار مجموعه آموزشی تنها ۶۳ درصد داده‌ها را در بر میگیرد.

روش متقابل یا متقاطع (Cross Validation یا CV)

اعتبارسنجی متقابل یا متقاطع بر مبنای داده‌های مشاهداتی است که در هنگام ساختن مدل استفاده نمی‌شوند و برای بررسی و سنجش کارایی مدل برای پیش‌بینی داده‌های جدید کاربرد دارند. در مدل‌سازی یادگیری ماشینی، لازم است پارامترهای مدل برآورد شوند. تعداد پارامترها با پیچیدگی مدل ارتباط مستقیم دارد و با افزایش پارامترها یا متغیرهای مستقل مدل، کارایی مدل نیز بدلیل کاهش میانگین مربعات نمونه جمع‌آوری شده با افزایش متغیرها افزایش می یابد. بنابراین برای سهولت انجام فرایند مدل‌سازی باید تعداد پارامتر (متغیر) های مدل را بصورت بهینه تعیین کرد که در نتیجه مناسب‌ترین مدل برای نمونه، با بیشترین تعداد پارامتر حاصل

1- www.Earthexplorerusgs.gov

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

خواهد شد (رابطه ۲). بعبارت دیگر، هدف در اعتبارسنجی متقابل، دستیابی به مدلی است که تعداد پارامترهای آن بهینه باشد. یعنی پیدا کردن مدلی است که دچار بیش‌برازش نباشد. این در حالی است که این مدل، برای نمونه دیگری از همان جامعه استفاده نشود، چون در اینصورت افزایش متغیرها، ممکن است به کارایی مدل آسیب برساند (بیش‌برازش مدل). برای حل این مسئله می‌توان از اعتبارسنجی متقابل یا متقاطع استفاده کرد که هدف آن تعیین تعداد پارامترها یا متغیرهای مناسب مدل است. این اعتبارسنجی بر مبنای داده‌های مشاهداتی است که در هنگام ساخت مدل استفاده نمی‌شوند و برای سنجش کارایی مدل به منظور پیش‌بینی داده‌های جدید استفاده می‌شوند. در این شیوه مجموعه داده‌ها به K قسمت مساوی تقسیم می‌شود (۴۵،۶۲). هر بار یک قسمت برای اعتبارسنجی و مابقی به عنوان مجموعه آموزشی به کار می‌رود.

رابطه (۳)

$$V_1 = X_1 \quad T_1 = X_2 \cup X_3 \cup \cdots \cup X_k$$
$$V_2 = X_2 \quad T_2 = X_1 \cup X_3 \cup \cdots \cup X_k$$
$$\vdots$$
$$V_k = X_k \quad T_k = X_1 \cup X_2 \cup \cdots \cup X_{k-1}$$

اعتبارسنجی متقابل یا متقاطع چند نوع است، از جمله اعتبارسنجی خارج از صفحه[1]، اعتبارسنجی یک‌طرفه[2]، اعتبارسنجی K-fold[3]، روش برگزاری[4] که در تحقیق حاضر از روش K-fold استفاده شد. این روش، براساس داده‌ها، قادر به برآورد خطای کلی مدل بوده ولی به تعداد داده‌ها بسیار وابسته است و با کاهش تعداد نمونه یا مشاهدات، دقت برآورد نیز کاهش خواهد یافت. در نتیجه وجود حجم نمونه مناسب و هم‌توزیع بودن داده‌ها در میان مجموعه داده‌های آموزشی، آزمایشی و اعتبارسنجی از اهمیت زیادی در صحت نتایج حاصل از فرآیند CV برخوردار است.

روش زیرنمونه‌گیری (Subsampling)

روش زیرنمونه‌گیری مشابه روش بوت استرپ است، فقط با این تفاوت که نمونه‌گیری بدون جایگزینی انجام می‌شود. در این روش از مجموعه لایه نقاط ورودی، تعدادی بصورت تصادفی بعنوان نمونه انتخاب می‌شوند. سپس از بین این مجموعه، مجددا تعدادی نقاط انتخاب خواهند شد. بعبارتی این روش با مجموعه داده‌هایی با اندازه ثابت بکار برده می‌شود، داده‌ها با یک توزیع احتمال مشخص مجددا نمونه‌برداری می‌شوند. مزیت این روش این است که نسبت بخش آموزش/ اعتبارسنجی به تعداد تکرارها بستگی ندارد. عیب این روش این است که برخی از مشاهدات ممکن است هرگز در اعتبارسنجی زیرنمونه انتخاب نشوند، در حالی که برخی دیگر ممکن است بیش از یک بار انتخاب شوند (۴۵،۶۲). به عبارت دیگر، اعتبار مجموعه‌ها ممکن است همپوشانی داشته باشند. این روش همچنین تغییر مونت‌کارلو را نشان می‌دهد، به این معنی که اگر تحلیل با تقسیم تصادفی متفاوتی تکرار شود، نتایج تغییر خواهند کرد.

کارایی پیش‌بینی روش‌های پتانسیل‌یابی در خصوص پهنه‌بندی قابلیت نفوذ وابسته به دو داده ورودی؛ نمونه‌های شاهد پتانسیل نفوذ و شناسایی عوامل موثر بر نفوذ بستگی دارد.

برای انجام پژوهش حاضر، نقشه نقاط دارای نفوذپذیری اندازه‌گیری شده در حوزه آبخیز ماربره (با استفاده از استوانه مضاعف) به عنوان پارامتر وابسته در فرایند آموزش و آزمون از طریق برداشت صحرایی و عملیات میدانی تهیه شد. همچنین به دلیل گستردگی سطح حوزه و هزینه بر بودن فرآیند نمونه‌برداری، از اطلاعات مطالعات قبلی صورت گرفته در منطقه مانند گزارش جامع ازنا الیگودرز (۱۱) و همچنین مطالعات توجیهی حفاظت خاک و آبخیزداری حوزه‌های آبخیز ماربره و بخش کوچکی از رودخانه تیره در شمال دورود (۱۶) که از شرکت آب منطقه‌ای استان لرستان تهیه گردید استفاده شد. از طرفی، هفت فاکتور موثر بر نفوذپذیری آب در خاک، بررسی و لایه‌های ورودی هریک در محیط ArcGIS 10.6 تهیه و به فرمت ASCII تبدیل شدند. فایل نقاط نفوذ اندازه‌گیری شده نیز با استفاده از روش کریجینگ میان‌یابی شده و سپس در نرم‌افزار SPSS به فرمت .csv* تبدیل و سپس به نرم‌افزار MaxENT معرفی شده و با هر یک از روش‌های نمونه‌برداری اعتبارسنجی بوت استرپ، متقابل یا متقاطع و روش زیرنمونه‌گیری مدل جداگانه اجرا شد و حساسیت هر یک از پارامترهای موثر در نفوذ بصورت نمودارهای جداگانه بدست آمد.

نتایج و بحث

اساس محاسبه نمودارهای پاسخ حاشیه‌ای (MRC)[5] به این صورت است که این پلات‌ها نشان‌دهنده وابستگی تناسب مکان‌های پیش‌بینی شده هر متغییر و وابستگی‌های ناشی از همبستگی بین متغییرهاست. در منحنی‌های پاسخ، مطلوبیت پدیده مورد بررسی با توجه به روند تغییر هر یک از متغیرها نشان داده می‌شود. منحنی‌های پاسخ، علاوه بر این که احتمال وقوع پدیده یا حضور گونه را با هر متغیری می‌سنجند، روابط همبستگی پنهان بین آن متغیر خاص با سایر متغیرها را نیز مد نظر قرار می‌دهند. نمودارهای پاسخ حاشیه‌ای تاثیر هر پارامتر بر پتانسیل نفوذ منطقه در شکل شماره ۳ و جدول شماره ۳ ارائه شده‌اند. در شکل شماره ۳، ستون سمت راست مربوط به خروجی‌های روش بوت استرپ، ستون وسط نتایج روش متقابل یا متقاطع و ستون سمت چپ برای روش زیرنمونه‌گیری می‌باشند.

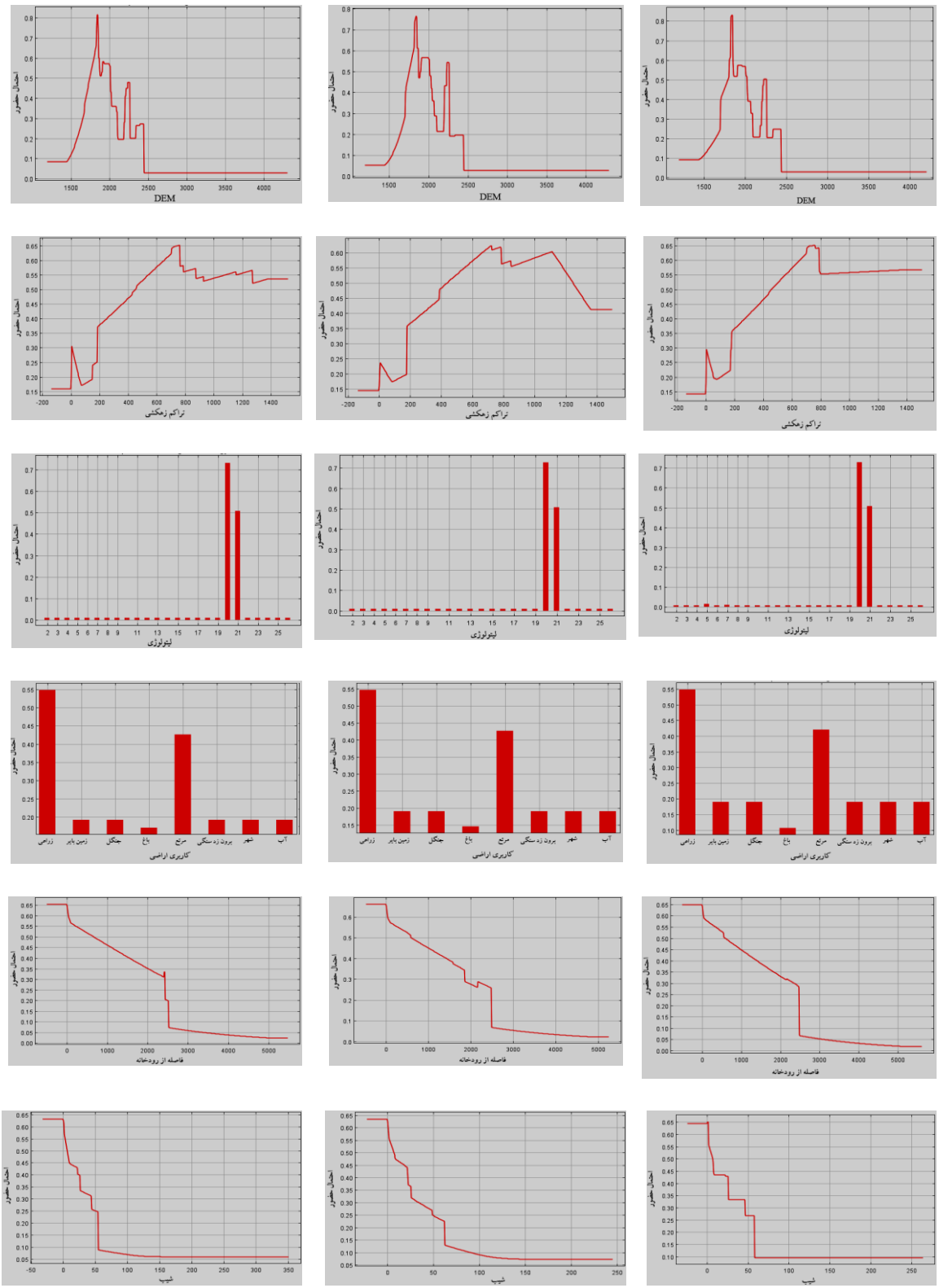
جدول ۳- بیشترین احتمال وقوع نفوذپذیری در هر کلاس از متغییرهای مستقل

Table 3. The most recharge potential in classes of independent variables

پارامتر	کلاس	بیشترین احتمال وقوع (حضور) نفوذپذیری		
		بوت استرپ	متقابل	زیرنمونه‌گیری
DEM	۱۸۰۰ – ۱۸۵۰ متر	۰/۸۳	۰/۷۸	۰/۸۱
تراکم زهکشی	۰/۷۲ – ۰/۷۶ Km^2	۰/۶۵	۰/۶۲	۰/۶۶
لیتولوژی	Qft2	۰/۷۲	۰/۷۱	۰/۷۵
کاربری اراضی	کاربری زراعت	۰/۵۵	۰/۵۵	۰/۵۵
فاصله از رودخانه	۰	۰/۶۵	۰/۶۷	۰/۶۵
شیب	۰	۰/۶۶	۰/۶۳	۰/۶۳
بافت خاک	شنی، رسی، لومی	۰/۵۸	۰/۵۶	۰/۵۶

1- Leave-p-out cross-validation
2- Leave-one-out cross-validation
3- K-fold Cross Validation
4- Holdout method
5- Marginal response curves

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

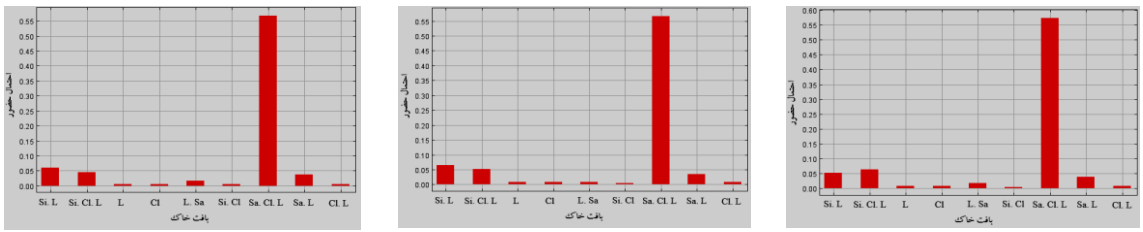


الف) روش بوت استرپ ب) روش متقابل ج) روش زیرنمونه‌گیری

شکل ۳- منحنی‌های پاسخ فاکتورهای موثر بر نفوذپذیری با استفاده از هر روش‌های نمونه‌برداری مدل مکسنت

Figure 3. Marginal Response Curves of the infiltration effective factors using sampling methods of MAXENT mode

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]



الف) روش بوت استرپ ب) روش متقابل ج) روش زیرنمونه‌گیری

شکل ۳- منحنی‌های پاسخ فاکتورهای موثر بر نفوذپذیری با استفاده از هر روش‌های نمونه‌برداری مدل مکسنت

Figure 3. Marginal Response Curves of the infiltration effective factors using sampling methods of MAXENT model

همچنان که در جدول شماره ۳ نیز اشاره شده است، با توجه به نمودارهای پاسخ حاشیه (شکل شماره ۳) برای هر یک از لایه‌های موثر بر فرآیند مورد بررسی، محدوده ارتفاعی منطقه بین ۱۴۴۲ تا ۴۰۵۶ متری می‌باشد که بیشترین احتمال نفوذپذیری در نقاط ارتفاعی بین ۱۸۰۰-۱۸۵۰ متری، با احتمال ۰/۸۳ درصد و با استفاده از روش بوت استرپ مشاهده شد. این شرایط با توجه به رابطه معکوسی که بین ارتفاع و امکان نفوذپذیری وجود دارد مطابقت دارد، چرا که میزان نفوذپذیری در پست‌ترین نقاط یا بعبارتی دشت‌ها، بیشترین است و با توجه به محدوده ارتفاعی حوزه، این رنج ارتفاعی مستعد شرایط تغذیه می‌باشد. نفوذپذیری در مکان‌هایی با تراکم زهکشی پایین‌تر بیشترین خواهد بود، چرا که زهکش‌ها با هدایت آب به سطح زمین مانع از نفوذ آن به عمق و تغذیه زیرزمینی خواهند شد. با نظر به محدوده بدست آمده برای فاکتور تراکم زهکشی حوزه که بین ۰ تا ۱/۳۹۴ کیلومتر می‌باشد، با انجام محاسبات و نتایج حاصل از مدل، بیشترین مکان‌های دارای پتانسیل تغذیه در تراکم زهکشی ۰/۷۲ تا ۰/۷۶ کیلومتری و با روش زیرنمونه‌گیری بدست آمدند.

لیتولوژی منطقه موردبررسی دارای ۲۶ واحد ژئوموفولوژیکی بود که با توجه به خصوصیات هر کدوام از این واحدها، مناطقی با لیتولوژی دوره کواترنری Qft2 و طبق روش زیرنمونه‌گیری، بیشترین پتانسیل نفوذپذیری را دارا می‌باشد. چرا که این لایه‌ها بیشتر مربوط به قسمت‌های کوهپایه‌ای و مخروط افکنه‌ای بوده و دارای رسوبات زیادی با قابلیت جذب و نفوذپذیری می‌باشند. این واحد لیتولوژیکی با ۳۳/۶۵ درصد عمده‌ترین بخش لیتولوژی منطقه را تشکیل می‌دهد.

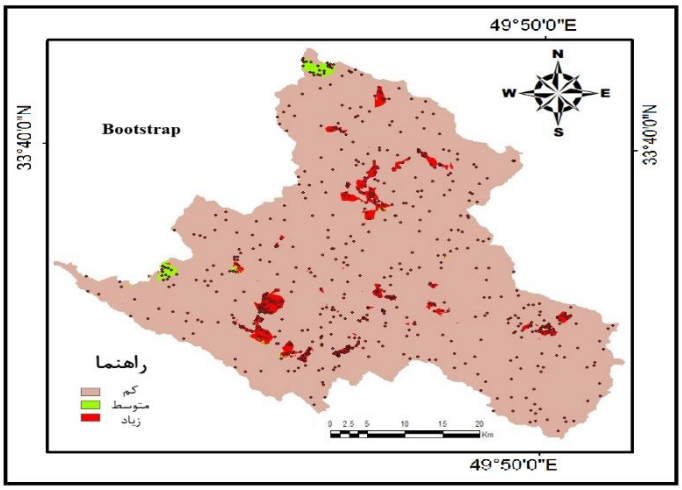
اراضی با کاربری زراعی یا مرتع و جنگل به لحاظ دارا بودن پوشش گیاهی و بافت نفوذپذیر خاک، مناطق مستعد تغذیه شناخته می‌شوند. با توجه به خروجی این بررسی‌ها نیز، بیشترین احتمال برای نفوذ دادن جریانات سطحی به لایه‌های زیرین در کاربری‌های کشاورزی و مرتعی مشاهده گردید. از طرفی قریب به ۹۳ درصد سطح کاربری‌های حوزه را این دو کاربری تشکیل می‌هند که خصوصا در قسمت‌هایی که از نظر پارامترهای دیگر چون شیب و ارتفاع و سنگ‌شناسی و ... مناسب باشند، بیشترین بازدهی را نسبت به سایر کاربری‌ها نشان می‌دهند. احتمال وقوع نفوذ در کاربری‌های مذکور بر اسا هر سه روش یکسان و معادل ۵۵ درصد برآورد گردید. به طور مشابه، نتایج پاسخ حاشیه‌ای مدل نشان می‌دهد که احتمال وقوع در مناطق نزدیک به جریان، پتانسیل بالاتری برای نفوذ دارند. محدوده این لایه بین ۰ — ۵/۶۳ کیلومتری از محاسبه گردید. در این مطالعه بیشترین احتمال برای وقوع نفوذ در لایه فاصله از رودخانه با استفاده از روش نمونه‌برداری متقابل (متقاطع) و با احتمال ۰/۶۷ مشاهده گردید.

نتایج منحنی پاسخ حاشیه‌ای در خصوص فاکتور موثر شیب بیانگر رابطه عکس بین این فاکتور و قابلیت نفوذ است. در حوزه ماربره لایه شیب به پنج کلاس طبقه‌بندی گردید و بر این اساس بیشترین احتمال (۶۶ درصدی) در شیب‌های کلاس ۱ (شیب ۰- ۱۲) با استفاده از روش بوت استرپ مشاهده گردید. حوزه آبخیزماربره دارای ۹ کلاس بافت خاک است که از این ۹ کلاس، بافت مربوط به طبقه شنی-رسی- لومی، بیشترین احتمال وقوع نفوذ را با روش بوت استرپ و احتمال ۵۸ درصد نشان داد. بافت شنی-رسی- لومی به دلیل ترکیب ذرات درشت دانه و ریز دانه جزو نفوذپذیرترین بافت‌ها می‌باشد (۴). بطورکلی طبق خروجی‌های بدست آمده و بر اساس نمودارهای پاسخ حاشیه‌ای تمام ورودی‌ها تقریبا نتایج یکسانی داشتند و اختلاف آنها مربوط به مقادیر هر پارامتر و هر کلاس بود. هر کدام از فاکتورها در هر یک از این سه روش تا حدودی متفاوت از هم بودند که این اختلاف در فاکتورهای تراکم زهکشی، کاربری اراضی و بافت خاک مشاهده شد. بطور بصری، بیشترین اختلاف در رابطه با لایه تراکم زهکشی مشاهده شد. با توجه به این نمودارها طی هر سه روش در حالت کلی در ابتدا سیر عمودی مشاهده گردید اما بعد از یک حد ماکزیمم، سیر نزولی اتفاق افتاد. این سیر کاهشی در دو روش متقابل و زیرنمونه‌گیری تدریجی بوده ولی بر اساس روش بوت استرپ، یک افت ناگهانی رخ داده و سپس حالت یکنواختی آشکار شد. دلیل این اختلاف و افت ناگهانی در روش بوت استرپ می‌تواند مربوط به نمونه‌برداری با جایگزینی باشد. بعبارتی در روش مذکور، نمونه‌گیری براساس درصد آزمون تصادفی، برای هر اجرای داده تست با جایگزینی انجام می‌شود. لذا ممکن است در داده‌های آزمون، یک داده بیش از یک بار استفاده یا جایگزین شود.

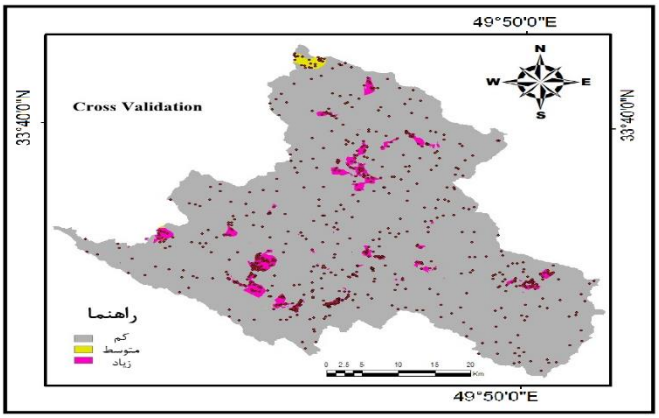
در مرحله بعد نقشه پتانسیل نفوذ پیش‌بینی شده توسط مدل با استفاده از هر کدام از سه روش مورد استفاده در این بررسی در شکل‌های ۴ تا ۶ ارائه شد. برای مقایسه شبیه‌سازی مدل، ابتدا نقشه خروجی مدل با استفاده از هر روش با استفاده از ArcGIS 10.6 به سه کلاس نفوذپذیری کم[1] متوسط[2] و زیاد[3]، طبقه‌بندی شدند. سپس سطوح با حد نفوذپذیری زیاد و متوسط را در نقشه هر روش بزرگنمایی کرده و این بخش‌ها را در هر سه نقشه با بزرگنمایی زیاد همراه با لایه نقاط نمونه‌برداری شده بررسی گردید تا صحت سطوح پیش‌بینی شده مدل با نقاط اندازه‌گیری شده مقایسه شود.

1- Leave-p-out cross-validation 2- Moderate 3- High

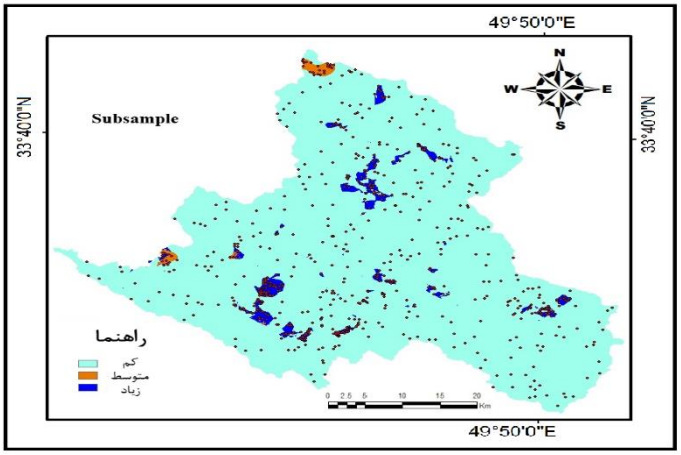
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]



شکل ۴- نقشه پتانسیل نفوذ پیش‌بینی شده مدل ماکزیمم آنتروپی با استفاده از روش نمونه‌برداری بوت استرپ
Figure 4. Predicted recharge potential map using bootstrap method of maxent model



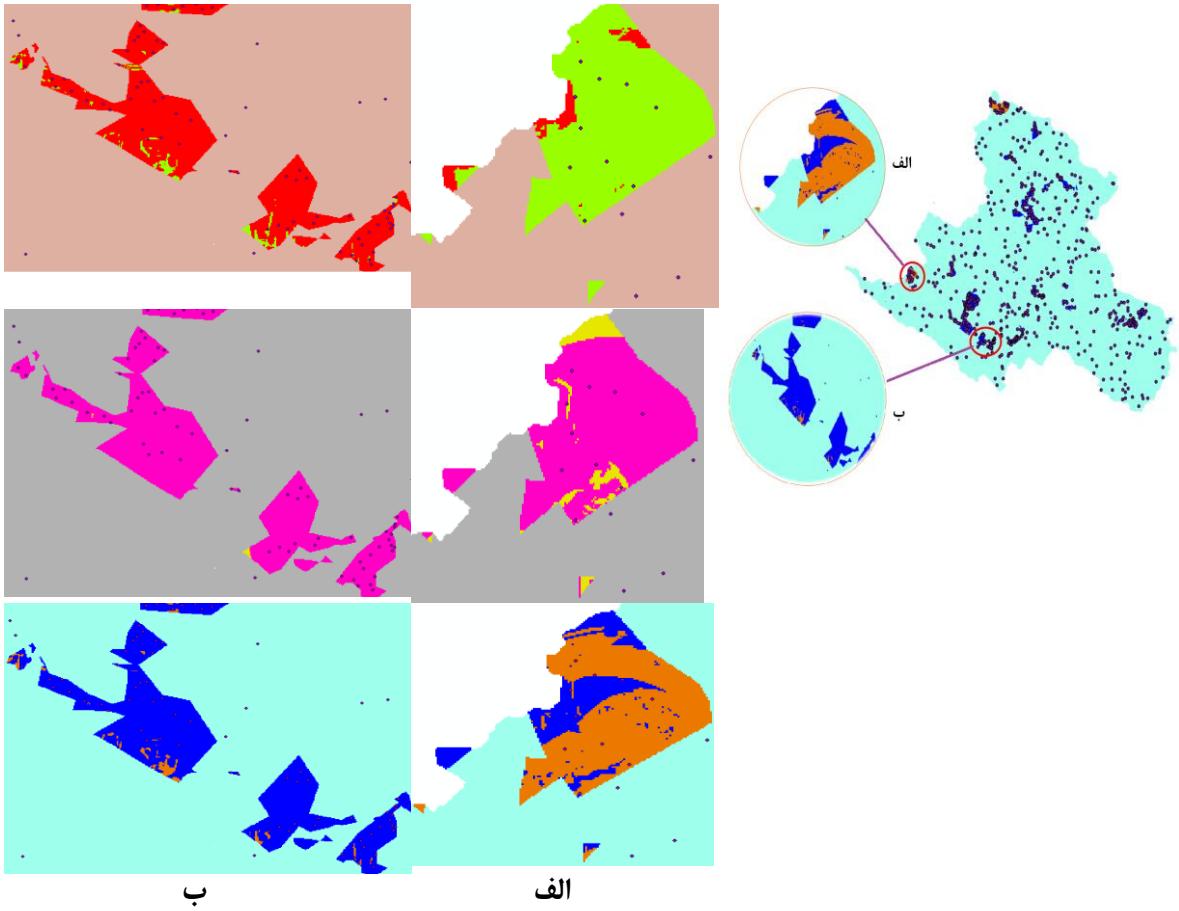
شکل ۵- نقشه پتانسیل نفوذ پیش‌بینی شده مدل ماکزیمم آنتروپی با استفاده از روش نمونه‌برداری متقاطع
Figure 5. Predicted recharge potential map using cross validation method of maxent model



شکل ۶- نقشه پتانسیل نفوذ پیش‌بینی شده مدل ماکزیمم آنتروپی با استفاده از روش نمونه‌برداری زیرنمونه‌گیری
Figure 6. Predicted Infiltration potential map using subsampling method of maxent model

لیل سطح زیاد حوزه مطالعاتی، در این تصاویر تفاوت‌ها شاید زیاد محسوس نباشد، برای این منظور بخشی از حوزه را که دارای پتاسیل نفوذپذیری و عدم نفوذ است، بزرگنمایی شد که در شکل شماره ۷ ارائه شده است. البته برای بررسی دقیق‌تر از شاخص‌های عملکرد استفاده گردید که نتایج مربوطه ارائه شده‌اند (شکل ۸).

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]



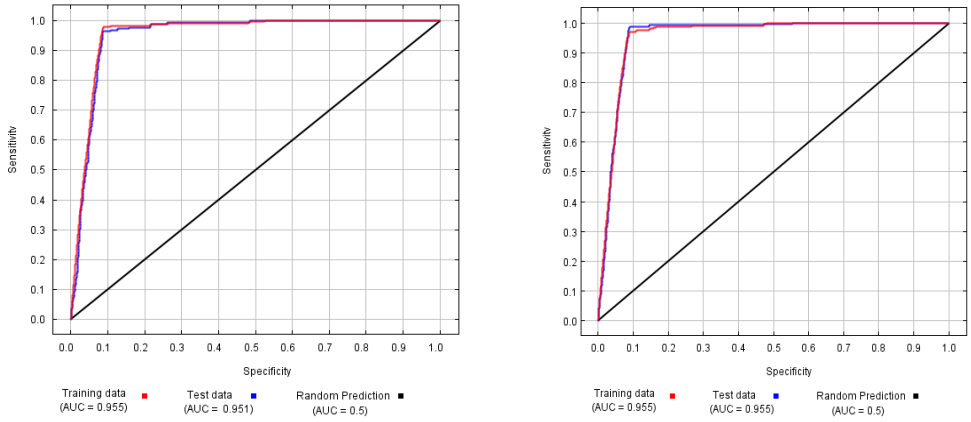
شکل ۷- دو بخش از حوزه که با بزرگنمایی سعی شد تفاوت‌های بین روش‌ها در شبیه‌سازی نشان داده شود

Figure 7. Two parts of the field that tried to illustrate the differences between methods in simulation more specifically with magnifying

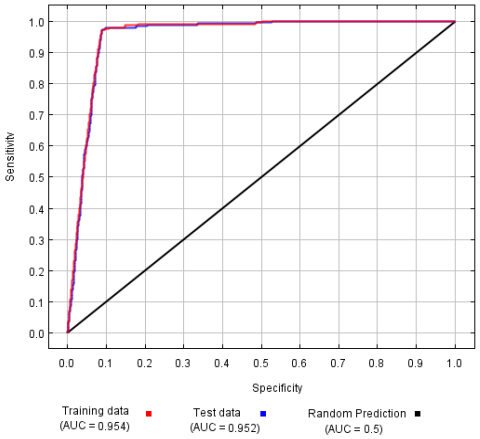
اگر تعداد کمی از اطلاعات حضور موجود باشد، بوت استرپ روش مناسبی برای انجام فرایند مدل‌سازی است. این در حالیست که در روش متقابل برخلاف اینکه قادر به برآورد خطای کلی مدل است، ولی بدلیل وابستگی زیاد به تعداد داده‌ها، اگر تعداد نمونه یا مشاهدات کم باشد دقت برآورد کاهش خواهد یافت. روش زیرنمونه‌گیری با اینکه مشابه روش بوت استرپ عمل می‌کند اما ممکن است برخی از مشاهدات هرگز در اعتبارسنجی انتخاب نشوند و یا برخی دیگر بیش از یک بار انتخاب شوند. به عبارت دیگر، اعتبار مجموعه‌ها ممکن است همپوشانی داشته باشند.

نمودار عامل ROC برای صحت سنجی استفاده شد. هرچه نقاط به سمت بالا و چپ نزدیک‌تر باشد مناسب‌تر و مدل پیش‌بینی به حالت ایده‌آل خود نزدیک‌تر است. همانطور که در شکل ۸ نیز نشان داده شده است، مقدار AUC یا سطح زیر نمودار برای روش‌های بوت استرپ، متقابل و زیرنمونه‌گیری، به ترتیب برابر با ۰/۹۵۵، ۰/۹۵۱ و ۰/۹۵۲ می‌باشد که نشان‌دهنده صحت نتایج حاصل از مدل‌سازی می‌باشد. بر اساس نقشه‌ها و شاخص عملکرد AUROC، بطور کلی نتیجه کلی مدل براساس سه روش نمونه‌برداری متفاوت یکسان می‌باشد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]



الف) منحنی ROC روش بوت استرپ ب) منحنی ROC روش متقابل



ج) منحنی ROC روش زیرنمونه‌گیری

شکل ۸- منحنی ROC روش‌های نمونه‌برداری
Figure 8. ROC curve of sampling methods of used models in the study area

در این مطالعه تاثیر روش‌های نمونه‌برداری بر پهنه‌بندی قابلیت نفوذ با روش ماکزیمم آنتروپی در حوزه آبخیز ماربره مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور از سه روش نمونه‌برداری بوت استرپ، متقابل و زیرنمونه‌گیری استفاده شد. بر اساس نتایج بدست آمده عملکرد هر سه روش نمونه‌برداری تقریبا یکسان بوده و وجه تفاوت آنها استراتژی‌های متفاوتشان است. در روش نمونه‌برداری اعتبارسنجی متقابل تعداد تکرارها ممکن است بیش از اندازه نمونه انتخاب شوند. اگر برابر با اندازه نمونه باشند، در هر اجرا فقط یک نقطه برای آزمون استفاده می‌شود. در روش بوت استرپ، ممکن است در داده‌های آزمون، یک نقطه بیش از یک بار استفاده یا جایگزین شود. روش زیرنمونه‌گیری مشابه روش بوت استرپ است، فقط با این تفاوت که نمونه‌گیری بدون جایگزینی انجام می‌شود. روش زیرنمونه‌گیری همچنین تغییر مونت‌کارلو را نشان می‌دهد، به این معنی که اگر تحلیل با تقسیم تصادفی متفاوتی تکرار شود، نتایج تغییر خواهند کرد. نتایج حاصل با پژوهش صورت گرفته توسط Siders و همکاران (۶۱) که به مطالعه توزیع مکانی نوعی کوسه با توجه تنوع فصلی آن در خلیج کانادا پرداختند، مطابقت دارد. در این مطالعه که از مدل مکسنت و با استفاده از دو تکنیک بوت استرپ و متقاطع استفاده شده بود با توجه به مقدار شاخص ROC، روش بوت استرپ (٪ ۰/۸۵) عملکرد بهتری نسبت به متقاطع (٪ ۰/۷۴) نشان داد. مطالعه حاضر همچنین با تحقیق انجام شده توسط Dowell و Hekkala (۱۴) که از مدل مکسنت برای مدل‌سازی زیست محیطی به منظور بررسی الگوهای تکاملی رودخانه نیل استفاده کردند، مطابقت دارد. در این بررسی نیز به دلیل بالاتر بودن مقدار ROC در روش بوت استرپ نسبت به روش متقاطع در سه بازه متفاوت مکانی (به ترتیب با روش بوت استرپ ۰/۹۰، ۰/۸۳، ۰/۸۶ نسبت به روش متقاطع ۰/۸۷، ۰/۷۵، ۰/۸۰ درصد)، از روش بوت استرپ استفاده گردید. این در حالیست که پژوهش حاضر با مطالعه Dominic و Zimmermann (۱۳) که به بررسی مناطق مستعد وجود نوعی پلنگ در هیمالیا با استفاده از مدل مکسنت و تکنیک‌های ارزیابی آن پرداخته بود، مطابقت ندارد و در این بررسی روش نمونه‌برداری متقابل نسبت به روش بوت استرپ بهتر تشخیص داده شد که احتمالا دلیل آن در نظر گرفتن میزان واریانس نسبت به نتیجه حاصل از مقدار ROC هر یک از روش‌ها بوده است. برخی محققان خصوصا در بحثای تنوع زیستی و گونه‌ها، واریانس کمتر را به دلیل اطمینان بیشتر، اولویت قرار می‌دهند.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

در این مطالعه با توجه به نتایج حاصل با توجه به تعداد کم داده‌های نمونه‌برداری نسبت به سطح بسیار وسیع حوزه مطالعاتی روش بوت استرپ برای مدل‌سازی نقاط تغذیه حوزه مورد نظر توصیه می‌شود . با توجه به سطح بسیار زیاد منطقه مورد مطالعه، پیشنهاد می‌شود برای بررسی مطالعات مشابه، این شبیه‌سازی برای دقت هرچه بیشتر، در سطوح حوزه‌های کوچکتر و یا برای حوزه‌های وسیع با داده بیشتری انجام شود. در انجام پژوهش‌های مشابه، بررسی میزان واریانس به منظور اطمینان بیشتر از نتایج، نیز میتواند مفید باشد. همچنین در نظر گرفتن کلاس‌های بیش از سه کلاس برای طبقه‌بندی که در این مطالعه در نظر گرفته شد، احتمالا به بررسی جزئی‌تر تقسیم‌بندی مرز نواحی با نفوذپذیری‌های متفاوت، کمک کند.

تشکر و قدردانی

از زحمات جناب آقای مهندس ایرج ویس‌کرمی، عضو هیئت علمی مرکز تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی و منابع طبیعی استان لرستان، که در جمع‌آوری برخی داده‌های مورد نیاز این تحقیق همکاری کردند، و همچنین شرکت آب منطقه‌ای استان لرستان، نهایت تقدیر و تشکر را داریم.

منابع

1. Al-Abadi, A.M., B. Pradhan and S. Shahid. 2016. Prediction of groundwater flowing well zone at An-Najif Province, central Iraq using evidential belief functions model and GIS. Environmental monitoring and assessment, 188(10): 549.
2. Althuwaynee, O.F., B. Pradhan, H.J. Park and J.H. Lee. 2014. A novel ensemble bivariate statistical evidential belief function with knowledge-based analytical hierarchy process and multivariate statistical logistic regression for landslide susceptibility mapping. Catena, 114: 21-36.
3. Atkinson, P.M., H. Jiskoot, R. Massari and T. Murray. 1998. Generalized linear modelling in geomorphology. Earth Surf. Proc. Land, 23: 1185-1195.
4. Bayrami, H., M. Neishabouri, A. Nazemi and F. Abbasi. 2015. The Effect of Soil Reinforcement on Penetration Characteristics in Clay Loam and Sandy Loam. Journal of Water and Soil Science, 25 (2): 181-192 (In Persian).
5. Beguería, S. 2006. Validation and Evaluation of Predicitve Models in Hazard Assessment and Risk Management. Natural Hazards and Earth System Science, 37: 315-329.
6. Behyari, M., A. Alizadeh and Sh. Mahmoudian. 2017. Evaluation of the effect of active structures in land subsidence hazard using multivariate decision making models. Advanced Applied Geology Journal, 24: 49- 56 (In Persian).
7. Brenning, A. 2005. Spatial prediction models for landslide hazards: review, comparison and evaluation, Natural Hazards and Earth System Science, 5: 853–862.
8. Chen, W., B., Pradhan, S. Li, H. Shahabi, H.M. Rizeei, E. Hou and S. Wang. 2019. Novel Hybrid Integration Approach of Bagging-Based Fisher's Linear Discriminant Function for Groundwater Potential Analysis. Natural Resources Research, 1-20.
9. Choi, W., U. Galasinski, S.J. Cho and C.S. Hwang. 2012. A spatiotemporal analysis of groundwater level changes in relation to urban growth and groundwater recharge potential for Waukesha County. Wisconsin. Geographical Analysis, 44(3): 219-234.
10. Chowdhury, A., M.K. Jha and V.M. Chowdary. 2011. Delineation of groundwater recharge zones and identification of artificial recharge sites in West Medinipur District, West Bengal using RS, GIS and MCDM techniques. Environ Earth Sci, 59(6): 1209-1222.
11. Comprehensive Studies of Azna and Aligodarz Watershed, Lorestan Province. (2012). Regional Water Company of Lorestan Province (RWCL) vol: 3& 16.
12. Corsini, A., F. Cervi and F. Ronchetti. 2009. Weight of evidence and artificial neural networks for potential groundwater spring mapping: an application to the Mt. Modino area (Northern Apennines, Italy). Geomorphology, 111: 79-87.
13. Dominic, A.R. and F. Zimmermann. 2010. Modelling potential Snow Leopard (Uncia uncia) habitat in the trans-Himalayan ranges using MaxEnt with emphasis on the evaluation techniques.
14. Dowell, S.A. and E.R. Hekkala. 2016. Divergent lineages and conserved niches: using ecological niche modeling to examine the evolutionary patterns of the Nile monitor (Varanus niloticus). Evolutionary ecology, 30(3): 471-485.
15. Elith, J., S.J. Phillips, T. Hastie, M. Dudík, Y.E. Chee and C.J. Yates. 2011. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. Diversity and distributions, 17(1): 43-57.
16. Exploratory studies on soil conservation and watershed management of Marboreh watershed and a small part of the Tireh river in northern Dorood city, Lorestan and Markazi provinces. (2002). Forest, Rangeland and Watershed Management of Iran (FRWMI), Soil and land classification, Vol: 4 & 6.
17. Fagbohun, B.J. 2018. Integrating GIS and multi-influencing factor technique for delineation of potential groundwater recharge zones in parts of Ilesha schist belt, southwestern Nigeria. Environmental Earth Sciences, 77(3): 69.
18. Guns, M. and V. Vanacker. 2012. Logistic regression applied to natural hazards: rare event logistic regression with replications. Natural Hazards and Earth System Science, 12: 1937–1947.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

19. Guo, C., D.R. Montgomery, Y. Zhang, K. Wang and Z. Yang. 2015. Quantitative assessment of landslide susceptibility along the Xianshuihe fault zone, Tibetan Plateau, China. Geomorph, 248: 93-110.
20. Guzzetti, F., P. Reichenbach, F. Ardizzone, M. Cardinali and M. Galli. 2006. Estimating the quality of landslide susceptibility models, Geomorphology, 81: 166-184.
21. Heckmann, T., K. Gegg, A. Gegg and M. Becht. 2014. Sample size matters: investigating the effect of sample size on a logistic regression susceptibility model for debris flows. Natural Hazards and Earth System Science, 14: 259-278.
22. Herrera, C., C. Gamboa, E. Custodio, T. Jordan, L. Godfrey, J. Jódar, J.A. Luque, J. Vargas and A. Sáez. 2018. Groundwater origin and recharge in the hyperarid Cordillera de la Costa, Atacama Desert, northern Chile. Science of the Total Environment, 624: 114-132.
23. Hjort, J. and M. Marmion. 2008. Effects of sample size on the accuracy of geomorphological models. Geomorphology, 102: 341-350.
24. Huang, C.C., H.F. Yeh, H.I. Lin, S.T. Lee, K.C. Hsu and C.H. Lee. 2013. Groundwater recharge and exploitative potential zone mapping using GIS and GOD techniques. Environmental earth sciences, 68(1): 267-280.
25. Krstanovic, P.F. and V.P. Singh. 1993. A real-time flood forecasting model based on maximum-entropy spectral analysis: I. Development. Water resources management, 7(2): 109-129.
26. Kumar, A. and A.P. Krishna. 2018. Assessment of groundwater potential zones in coal mining impacted hard-rock terrain of India by integrating geospatial and analytic hierarchy process (AHP) approach. Geocarto International, 33(2): 105-129.
27. Lee, S. and K. Min. 2001. Statistical analysis of landslide susceptibility at Youngin, Korea. Environ Geol, 40: 1095-1113.
28. Legendre, P. 1993. Spatial Autocorrelation: Trouble or New Paradigm? Ecology, 74: 1659–1673.
29. Lombardo, L. and P.M. Mai. 2018. Presenting logistic regression-based landslide susceptibility results. Engineering geology, 244: 14-24.
30. Luoto, M. and J. Hjort. 2005. Evaluation of current statistical approaches for predictive geomorphological mapping. Geomorphology, 67: 299-315.
31. Machiwal, D. and P.K. Singh. 2015. Comparing GIS-based multi-criteria decision-making and Boolean logic modelling approaches for delineating groundwater recharge zones. Arabian Journal of Geosciences, 8(12): 10675-10691.
32. Mahmudi Aznaveh, B. 2017. Evaluation of methods for categorizing the statistical diagnostic model - the twelfth section (01-711-10-41). Shahid Beheshti University, Research Institute of Cyberspace, 1-19 (In Persian).
33. Manap, M.A., H. Nampak, B. Pradhan, S. Lee, W.N.A. Sulaiman and M.F. Ramli. 2014. Application of probabilistic-based frequency ratio model in groundwater potential mapping using remote sensing data and GIS. Arabian Journal of Geosciences, 7(2): 711-724.
34. Meusburger, K. and C. Alewell. 2009. on the influence of temporal change on the validity of landslide susceptibility maps. Natural Hazards and Earth System Science, 9: 1495-1507.
35. Montgomery, D.R. and W.E. Dietrich. 1994. A physically based model for the topographic control on shallow land sliding. Water Resources Research, 30: 1153-1171.
36. Mousavi, S.M., A. Golkarian, S.A. Naghibi, B. Kalantar and B. Pradhan. 2017. GIS-based groundwater spring potential mapping using data mining boosted regression tree and probabilistic frequency ratio models in Iran. AIMS Geosciences, 3(1): 91-115.
37. Naghibi, S.A. and M.M. Dashtpagerdi. 2017. Evaluation of four supervised learning methods for groundwater spring potential mapping in Khalkhal region (Iran) using GIS-based features. Hydrogeology journal, 25(1): 169-189.
38. Naghibi, S.A., H.R. Pourghasemi and B. Dixon. 2016. GIS-based groundwater potential mapping using boosted regression tree, classification and regression tree, and random forest machine learning models in Iran. Environmental monitoring and assessment, 188(1): 44.
39. Naghibi, S.A., H.R, Pourghasemi, Z.S. Pourtaghi and A. Rezaei. 2015. Groundwater qanat potential mapping using frequency ratio and Shannon's entropy models in the Moghan watershed, Iran. Earth Science Informatics, 8(1): 171-186.
40. Oh, H.J., Y.S. Kim, J.K. Choi, E. Park and S. Lee. 2011. GIS mapping of regional probabilistic groundwater potential in the area of Pohang City, Korea. Journal of Hydrology, 399(3-4): 158-172.
41. Ohlmacher, G.C. and J.C. Davis. 2003. Using multiple logistic regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. Engineering geology, 69: 331-343.
42. Oliyayi, A., N. Parvian and O. Khsravi. 2017. Identifying the potential of groundwater resources in hard formations as a way to manage water crisis, Case study: Kalat Naderi watershed. Geography and environmental hazards, 24: 143-158.
43. Ozdemir, A. 2011. GIS-based groundwater spring potential mapping in the Sultan Mountains (Konya, Turkey) using frequency ratio, weights of evidence and logistic regression methods and their comparison. Journal of Hydrology, 411(3-4): 290-308.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

44. Petschko, H., A. Brenning, R. Bell, J. Goetz and T. Glade. 2014. Assessing the quality of landslide susceptibility maps – case study Lower Austria. Natural Hazards and Earth System Science, 14: 95-118.
45. Phillips, S.J., M. Dudík, J. Elith, C.H. Graham, A. Lehmann, J. Leathwick and S. Ferrier. 2009. Sample selection bias and presence-only distribution models: implications for background and pseudo-absence data. Ecological applications. 19(1): 181-197.
46. Piroozinejad, S., K. Soleimani, M. Habibnejad and R. Zakerinejad. 2017. Gully erosion predictions using Alos radar and Maxent model in Alvand basin. Remote Sensing and GIS Iran, 9(4): 95-110 (In Persian).
47. Pourghasemi H.R., M. Mohammady and B. Pradhan. 2012. Landslide susceptibility mapping using index of entropy and conditional probability models in GIS: Safarood Basin. Iran. Catena, 97: 71-84.
48. Pourghasemi, H.R and M. Rossi. 2017. Landslide susceptibility modeling in a landslide prone area in Mazandarn Province, north of Iran: a comparison between GLM, GAM, MARS, and M-AHP methods. Theoretical and Applied Climatology, 130(1-2): 609-633.
49. Pourghasemi, H.R., S. Yousefi, A. Kornejady and A. Cerdà. 2017. Performance assessment of individual and ensemble data-mining techniques for gully erosion modeling. Science of the Total Environment, 609: 764-775.
50. Pourkazemi, A., H. Alizadeh Nouqabi and S. Republic. 2010. Estimation of entropy with Bootstrap and Jackknife methods and its application in the normal test. Journal of Statistical Sciences, 1- 26 (In Persian).
51. Pourtaghi, Z.S. and H.R. Pourghasemi. 2014. GIS-based groundwater spring potential assessment and mapping in the Birjand Township, southern Khorasan Province, Iran. Hydrogeology Journal, 22(3): 643-662.
52. Prasad, R.K., N.C. Mondal, P. Banerjee, M.V. Nandakumar and V.S. Singh. 2008. Deciphering potential groundwater zone in hard rock through the application of GIS. Environ. Geol, 55(3): 467-475.
53. Quinn, S.A., J.P. Gibbs, M.H. Hall and P.J. Petokas. 2013. Multiscale factors influencing distribution of the eastern hellbender salamander (Cryptobranchus alleganiensis alleganiensis) in the northern segment of its range. Journal of Herpetol, 47 (1): 78-84.
54. Ramalho, E.A. 2002. Regression models for choice-based samples with misclassification in the response variable. Journal of Econometrics, 106(1): 171-201.
55. Razandi, Y., B. Farokhzadeh, M. Yousefzadeh Chabok, T. Timurian. 2017. Detection of groundwater resources potential using maximum entropy algorithm and geographic information system (Case study: Hamedan Bahar plain). Journal of Research in Irrigation and Water Engineering, 8(29): 110 - 123 (In Persian).
56. Ruette, J. v., A. Papritz, P. Lehmann, C. Rickli and D. Or. 2011. Spatial statistical modeling of shallow landslides -Validating predictions for different landslide inventories and rainfall events. Geomorphology, 133: 11-22.
57. Rutherford, G.N., A. Guisan and N.E. Zimmermann. 2007. Evaluating sampling strategies and logistic regression methods for modelling complex land cover changes. Journal of Applied Ecology, 44(2): 414-424.
58. Saha, A.K., R.P. Gupta, I. Sarkar, M.K. Arora and E. Csaplovics. 2005. An approach for GIS-based statistical landslide susceptibility zonation with a case study in the Himalayas. Landslides 2: 61-69.
59. Shafizadeh-Moghadam, H., R. Valavi, H. Shahabi, K. Chapi and A. Shirzadi. 2018. Novel forecasting approaches using combination of machine learning and statistical models for flood susceptibility mapping. Journal of environmental management, 217: 1-11.
60. Siahkamari, S., A. Haghizadeh, H. Zeinivand and N. Tahmasebipour. 2018. Spatial prediction of flood-susceptible areas using frequency ratio and maximum entropy models. Geocarto international, 33(9): 927-941.
61. Siders, Z.A., A.J. Westgate, D.W. Johnston, L.D. Murison, and H.N. Koopman. 2013. Seasonal variation in the spatial distribution of basking sharks (Cetorhinus maximus) in the lower Bay of Fundy, Canada. PloS one, *8*(12: e 82074.
62. Stockwell, D. and A. Townsend Peterson. 2002. Effects of sample size on accuracy of species distribution models. Ecological modelling, 148: 1-13.
63. Van Asselen, S. and A.C. Seijmonsbergen. 2006. Expert-driven semi-automated geomorphological mapping for a mountainous area using a laser DTM. Geomorphology, 78(3-4): 309-320.
64. Van Den Eeckhaut, M., T. Vanwalleghem, J. Poesen, G. Govers, G. Verstraeten and L. Vandekerckhove. 2006. Prediction of landslide susceptibility using rare events logistic regression: A case-study in the Flemish Ardennes (Belgium). Geomorphology, 76: 392-410.
65. www.Earthexplorerusgs.gov
66. Zabihi, M., H.R. Purghasemi and M. Behzadfar. 2015. Preparation of groundwater potential map using Shannon entropy models and random forest in Bojnourd plain. Ecohydrology, 2(2): 221-232.
67. Zeng, X., D. Wang and J. Wu. 2012. Sensitivity analysis of the probability distribution of groundwater level series based on information entropy. Stoch Env Res Risk A, 26: 345-356.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]

The Effect of Observation Data Sampling Methods on Infiltration Areas by Maximum Entropy Model

Maryam Sadat Jaafarzadeh[1], Naser Tahmasebipor[2], Ali Haghizadeh[3], Hamidreza Pourghasemi[4] and Hamed Rouhani[5]

1 and 3- Ph.D. Student, Department of Watershed Management Engineering and Associate Professor, Faculty of Agriculture, Lorestan University
2- Associate Professor, Faculty of Agriculture, Lorestan University (Corresponding author: ntahmasebipour@yahoo.com)
4- Associate Professor, Department of Natural Resources and Environmental Engineering, College of Agriculture, Shiraz University, Shiraz
5- Assistant Professor, Department of Range and Watershed, Management, Collage of Agriculture Science and Natural Resource, Gonbad-e-Kavous University
Received: April 11, 2019 Accepted: March 27, 2020

Abstract

Statistical modeling methods are based on multivariate regression methods and require the presence and absence location of data for the construction of the model. In most cases, there is no trustworthy absence data. Therefore, other methods that are based only on the presence of the phenomenon are used. Considering the importance of modeling - saving time and cost and the probable prediction of the process - in this paper three sampling methods, Bootstrap, cross-validation (CV) and subsampling, were investigated to estimate areas with groundwater recharge potential using the maximum entropy model in the Marboreh watershed. The information about percolation points in Marboreh watershed, which was gathered using the double ring method and soil sampling, included the location of the samples, soil texture, and percolation rate. Due to the extent of the catchment area and the cost of the sampling process, information from previous studies in the study area, which were gathered from the Regional Water Authority (RWALP) and Agricultural Research, Education and Promotion Organization of Lorestan province (AREPOLP), was also used. The ROC index was used validate model predictions. The validation index indicated that the bootstrap had the best performance (ROC=0.955%). The results showed that each factors in these three methods was somewhat different, which was more than other factors in the drainage density, land use and soil texture. Based on the results of performance index, there is a very slight difference between the three sampling methods, so that they can be differentiated in relation to their different strategies, and this difference in the outputs, is not related to the diversity of the phenomenon studied. In this paper, according to the results and assessments, the Bootstrap method is recommended for the modeling the groundwater recharge areas due to the small number of sampling data compared to the very large area of study. Due to the large extent of the study area, it is suggested that this simulation be performed for more precision at smaller extent large areas with further data to study similar studies. Despite the increase in the number of pixels of high infiltration areas in the Bootstrap sampling method, compared to the other two methods, the performance of the recharge zoning increased slightly.

Keywords: Bootstrap, Cross Validation, Infiltration, Maxent, Recharge

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1399.11.22.5.1]
[DOI: 10.52547/jwmr.11.22.96]